

融合WiFi、激光雷达与地图的机器人室内定位

胡钊政^{*①②} 刘佳蕙^{①②} 黄刚^② 陶倩文^②

^①(武汉理工大学信息工程学院 武汉 430070)

^②(武汉理工大学智能交通系统研究中心 武汉 430063)

摘要: 由于室内环境受多径效应影响,单一WiFi定位效果不佳;激光雷达(LiDAR)虽然测距定位精度高,但在室内存在大量单一、重复的场景结构(如走廊)时,往往会由于无法提取有效特征进行匹配而造成大量错误定位。因此,该文提出基于卡尔曼滤波框架的WiFi、激光雷达与地图的融合定位新方法。其中,滤波器的状态定义为机器人当前与历史时刻的位置序列。滤波器的观测值由两部分组成,一部分为该文所提基于多环路分割地图下信号强度加权匹配的WiFi指纹定位结果;另一部分来自激光雷达在单一重复场景中计算出来的高精度相对定位结果(如横向定位)。利用场景地图中的先验参考位置,可将该横向定位结果转变为机器人位置的线性约束。最后,利用卡尔曼滤波器实现机器人高精度的融合定位结果。实验中,针对两种典型的单一、重复的室内场景,分别采用2维与3维激光雷达对该文算法进行验证。实验结果表明,由于激光横向定位精度可达厘米级,结合厘米级地图可以极大提高机器人定位精度。与单一WiFi定位算法相比,利用激光雷达计算出来的相对定位结果结合场景地图,平均定位误差可降低70%~80%,在满足机器人实时定位需求情况下,实现定位精度与稳定性的显著提升。

关键词: 地图定位; 移动机器人; 卡尔曼滤波; 激光雷达; WiFi指纹

中图分类号: TN957.52; TP242

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)08-2308-09

DOI: 10.11999/JEIT200671

Integration of WiFi, Laser, and Map for Robot Indoor Localization

HU Zhaozheng^{①②} LIU Jiahui^{①②} HUANG Gang^② TAO Qianwen^②

^①(School of Information Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

^②(Intelligent Transportation Systems Research Center, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)

Abstract: WiFi-based localization methods suffer from multipath problem in indoor environments, which leads to poor accuracy. Light Detection And Ranging(LiDAR)-based localization methods can have good accuracy. However, they are not feasible in simple and repetitive scenarios as it is difficult for scene feature extraction and matching. Therefore, a novel localization method to fuse WiFi, LiDAR and Map by integrating them into a Kalman filter framework is proposed. In this framework, the state of the filter is defined as the current and historical position sequence of the robot. The observation consists of two parts. The first is the WiFi fingerprint localization results based on the proposed distance-weighted WiFi fingerprint matching method on multi-loop segmentation map; The second part comes from the high-precision relative localization results (such as lateral localization) by LiDAR in a single repeated scene. By utilizing the priori reference position in the scene map, such lateral positioning result can be integrated with the map to formulate linear constraints on the robot position. Finally, the Kalman filter is applied to accurate localization of the robot. The proposed algorithm is verified in two scenarios, where 2D and 3D LiDAR are applied. Experimental results show the average localization error of the proposed algorithm can be reduced by 70%~80%, which demonstrate that proposed method can improve the localization accuracy and stability.

收稿日期: 2020-08-04; 改回日期: 2021-01-22; 网络出版: 2021-01-29

*通信作者: 胡钊政 zzhu@whut.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB1600801), 国家自然科学基金(U1764262), 武汉市科技局项目(2020010601012165, 2020010602011973, 2020010602012003)

Foundation Items: The National Key R&D Program of China(2018YFB1600801), The National Natural Science Foundation of China(U1764262), The Funds of Wuhan Science and Technology Bureau(2020010601012165, 2020010602011973, 2020010602012003)

Key words: Map-based localization; Robot; Kalman filter; Light Detection And Ranging(LiDAR); WiFi fingerprint

1 引言

高精度定位作为移动机器人系统的核心技术问题,在室外环境可以依靠全球导航卫星系统进行定位,而室内环境由于无法接收GPS信号,对机器人实现自主定位具有一定限制,因此建立一套准确的室内定位系统对智能机器人发展至关重要。目前室内定位技术主要分为基于无线网络^[1]、基于视觉^[2]和基于激光雷达^[3]3类,其中基于视觉传感器的定位方法存在受环境光照影响较大的不足,不利于移动机器人的推广,而基于无线网络或激光雷达(Light Detection And Ranging, LiDAR)的室内定位技术则可以适应更丰富的室内环境情况。

基于无线网络的定位方法主要包括WiFi、蓝牙和超宽带等,其中由于大部分室内公共场所基本实现无线局域网的覆盖,WiFi定位已成为目前最广泛使用的室内定位方案之一。考虑到室内多径效应和非视距误差等干扰因素,WiFi定位研究大多采用的是基于接收的信号强度指示(Received Signal Strength Indication, RSSI)建立指纹定位的方案。比如文献^[4]设计了一种轻量扩展的指纹构建方法,以无线接入点(Access Point, AP)为圆心来分割采集指纹,并利用RSSI计算距离以提取参考指纹数据,最后通过等高线聚类进行匹配定位。文献^[5]对WiFi指纹引入RSSI标准偏差,利用投票机制更新的数据来计算接入点信任因子,从而提取出可信指纹,避免异常信号强度影响定位精度。可以看到目前传统WiFi指纹定位算法往往通过对匹配指纹库获得的参考点与当前位置的RSSI差值来得到信号距离,并将其作为权值依据来计算物理坐标,针对WiFi指纹定位的研究改进也主要集中在对样本采集数据的选择和数据降噪^[6]方面。但从信号损耗模型来看,相同大小的信号强度差值与物理距离变化呈非线性关系,若仅通过对RSSI差值的倒数对参考点坐标进行加权并不能准确反映真实物理距离。且考虑到依靠单一无线信号传感器定位时,指纹的分布和选择会对定位性能产生较大干扰,系统整体鲁棒性较差,所以目前更倾向于与其他定位方法进行融合以获取更好的室内定位效果^[7-9]。

基于激光雷达的定位技术核心是对不同时刻或位置采集的激光点云进行匹配从而计算机器人的相对运动关系实现定位。例如经典的迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)算法^[10]。近年来许多研究人员提出了更加稳定鲁棒的匹配算法,比如激

光雷达里程计与地图构建(LiDAR Odometry And Mapping, LOAM)算法^[11]、轻量级和地面优化的LOAM(Lightweight and ground optimized-LOAM, Lego-LOAM)算法^[12]中通过提取点云的点线特征进行配准来估计位姿变换关系以实现机器人定位。但是,激光定位方法要求场景具有比较丰富的特征,而室内环境往往存在大量单一、重复的场景结构(如走廊),导致激光雷达在不同的位置提取的点云没有显著差异,无法有效实现点云匹配从而完成机器人定位。

本文针对目前WiFi指纹定位算法往往忽视信号衰减特性对距离权值影响的不足之处,以及在室内环境存在大量单一、重复的场景中激光雷达无法有效实现点云配准定位的问题,提出了基于卡尔曼滤波框架的WiFi、激光雷达与地图的融合定位新算法。其核心思想是利用激光雷达获取的厘米级相对定位(如走廊中的横向定位)并结合地图信息,形成对机器人位置的线性约束,同时,结合WiFi指纹的定位结果,实现融合定位。本文的主要创新工作如下:(1)提出了基于多环路分割地图下信号衰减模型的强度加权WiFi指纹定位算法,降低了大面积场景下离散分布的指纹对定位结果的影响,并减少指纹匹配数量,进一步提高WiFi定位的稳定性与精度;(2)结合地图与激光相对定位结果,提出了新的机器人位置线性约束方程,并将其转化为卡尔曼滤波器观测值,有效提高机器人的定位精度与稳定性。

2 本文算法

算法整体流程如图1所示,主要由WiFi指纹定位、激光雷达获取的相对位置,以及结合室内地图提供的墙面建筑轮廓结构信息来进行卡尔曼融合定位3个部分组成。在进行WiFi定位时,本文在基于多环状分割地图采集指纹的情况下,利用信号衰减模型对不同信号强度的指纹分配不同匹配权值,将当前机器人所在位置采集到的WiFi数据与预先利用WiFi地址与信号强度构建的室内场景指纹表征匹配,计算获得WiFi定位坐标;同时利用随机采样一致(RANdom SAmple Consensus, RANSAC)算法对机器人所载激光雷达扫描获取的环境点云进行建筑结构直线检测拟合,从而计算获取机器人在室内与建筑轮廓的相对横向距离信息,并结合室内地图提供的先验墙面直线方程对机器人位置坐标建

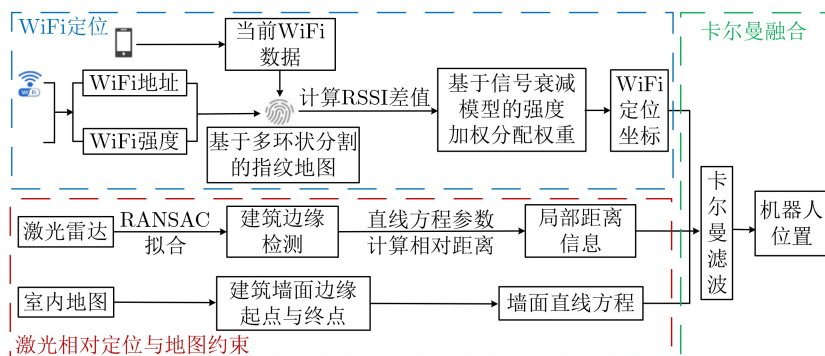


图1 本文方法整体流程图

立线性约束条件；最后通过卡尔曼滤波融合输出得到结合WiFi、激光和地图的机器人室内定位结果。

2.1 基于多环状分割地图的信号强度加权WiFi指纹定位

WiFi指纹定位主要分为两个阶段：离线构建室内WiFi指纹表征和在线定位。针对传统的网格指纹采样方法在后续对采集得到的指纹数据库中大量指纹进行匹配会降低系统实时性，且大范围场景下过于分散的指纹分布会影响定位精度的问题^[4]，本文基于文献^[4]中提出的轻量环状指纹地图构建方法对室内地图进行分割并构建环状WiFi指纹表征。

首先，在离线阶段，如图2所示，将移动机器人活动的室内环境划分为若干子空间，以部署的 N 个AP为圆心(部署的AP数量与具体定位场景需求有关，在这里 N 值选取为2)，以 $R, 2R, \dots, mR$ 为半径大小画 m 个环状圆以分割子空间，并在每个圆环上以固定间隔距离设置指纹数据采样点，记录WiFi信息及当前采样点位置坐标，以此构建WiFi指纹表征。WiFi指纹 W_i 如式(1)所示，其中 X_i, Y_i 为第 i 个指纹采样点所在位置的物理坐标， MAC_{i_n} 和 $\overline{RSSI_{i_n}}$ 分别表示在第 i 个指纹采样点处接收到的第 n 个WiFi信号所对应的物理(Media Access Control, MAC)地址和信号强度。考虑到多径效应对WiFi信号强度检测的影响，信号强度RSSI是对每个采样点不同朝向多次采集下做均值化处理后的结果^[1]

$$W_i = \left\{ (X_i, Y_i); \left((MAC_{i_1}, \overline{RSSI_{i_1}}), \dots, (MAC_{i_n}, \overline{RSSI_{i_n}}) \right) \right\} \quad (1)$$

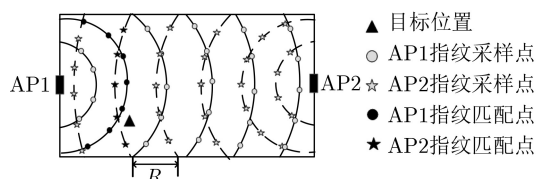


图2 多环状WiFi指纹地图构建

构建完WiFi指纹表征后，在在线定位时，通过机器人获取当前WiFi信息，并利用信号传播模型计算出部署AP与当前机器人之间的距离 r ，根据该距离提取出以AP为圆心，半径最接近 r 的环路上的WiFi指纹表征来进行匹配定位。然而传统WiFi指纹匹配算法大多只利用RSSI的差值来判断信号物理欧氏距离从而计算指纹匹配度，但根据信号距离路径传播损耗模型来看，室内WiFi信号强度会依据一定路径损耗指数衰减^[13]，相同RSSI差值对物理距离的约束也会因信号点本身信号强度大小而产生影响。信号越强，则对距离约束越强，对定位影响也越大。因此，本文采用一种基于衰减模型的WiFi信号加权距离算法，对WiFi信号强度较大的分配较小的加权系数，以得到更准确的物理距离。改进的加权距离算法公式如下，假设在环路上提取得到的指纹有 A 个，其中， N 为测试点与参考点之间匹配到的相同MAC地址总数量， M_n 为第 n 个匹配到的MAC地址对应的当前测试点WiFi信号的RSSI， ε_{a_n} 为加权系数， z_a 表示机器人当前位置与第 a 个WiFi指纹表征参考点之间的物理距离

$$\varepsilon_{a_n} = \frac{\overline{RSSI_{a_n}}}{\sum_{n=1}^N \overline{RSSI_{a_n}}} \quad (2)$$

$$z_a = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \varepsilon_{a_n} (\overline{RSSI_{a_n}} - M_n)^2} \quad (3)$$

根据式(2)、式(3)计算得到当前机器人WiFi信号与全局WiFi指纹表征的距离后，为进一步降低定位误差，引入K最近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)算法思想，通过选取距离最小的前 k 个指纹表征采样点位置坐标，来对机器人所在位置进行定位，获取机器人全局物理坐标。WiFi指纹定位物理坐标计算如式(4)，其中， (X, Y) 为移动机器人测试点所在的全局位置坐标， (X_a, Y_a) 为WiFi指纹表征第 a 个采样点坐标

$$(X, Y) = \sum_{a=1}^k \frac{1/z_a}{\sum_{a=1}^k 1/z_a} (X_a, Y_a) \quad (4)$$

2.2 激光相对定位与地图位置约束

室内环境下的机器人激光定位，由于周围建筑结构重复率较高，利用点云帧间配准方法进行定位往往存在一定困难。但是激光测距精度高，可达厘米级，因此，利用该优势，研究采用将2维或3维激光传感器采集得到的激光环境点云，通过拟合建筑结构边缘直线后计算获取机器人相对距离位置信息，并结合预先存储了建筑直线方程信息的室内地图来构建机器人位置约束。在获得原始激光点云 $\{p_i\}$ 后，本文利用RANSAC算法对点云墙面边缘直线进行拟合并得到相应的直线方程，若采用3维激光雷达，则需预先对地面点云进行滤除并将其投影至2维平面上，在此基础上再进行相应的RANSAC直线拟合步骤，步骤如下：

在利用RANSAC算法处理点云过程中，由于待拟合模型为直线，因此从激光点云 $\{p_i\}$ 中重复迭代随机选择两点构造直线 l_p ，并计算 $\{p_i\}$ 中其余点到 l_p 的距离，当该距离小于阈值 ζ 时，设定该点为内点(inliers)，并统计 l_p 内点个数为 $S(l_p)$ ，其中迭代重复次数为 T 次，满足关系如式(5)、式(6)所示

$$\eta \approx \frac{p_{outliers}}{p_{inliers} + p_{outliers}} \quad (5)$$

$$T = \frac{\lg(1 - \tau)}{\lg(1 - (1 - \eta)^2)} \quad (6)$$

其中， η 为直线 l_p 之外的点所占比例的估计值， τ 为经过 T 次迭代后拟合估计出最优直线模型的概率，一般为经验值，本算法设定为 $\tau=1e-6$ 。经过 T 次迭代后，记录 $S(l_p)$ 最大值所对应的直线 l_p ，并在点云中移除计入 $S(l_p)$ 的点再次检测直到剩余点无法拟合出内点个数大于设定阈值 $S_\zeta(l_p)$ 。

示例如图3所示，通过对当前环境激光点云进行直线检测拟合，获得机器人周围墙面直线方程 l_k 参数 θ_k 和 C_k 表示如式(7)所示，其中 K 为检测到的墙面边缘直线总数， θ 为夹角，在图4示例中则表示 $K=2$

$$l_k: \sin\theta_k x - \cos\theta_k y + C_k = 0, k \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (7)$$

利用拟合的直线方程，以激光传感器自身作为原点，则可通过式(8)计算出当前机器人在激光坐标系下与墙面边缘的相对定位结果 d_k

$$d_k = C_k \quad (8)$$

获得激光相对定位后，结合室内地图信息对机器人的位置方程即可建立线性约束条件，其中，室内地图信息同样以直线方程形式预先存储， L_{m_i} 表示室内地图存储的第 i 个建筑墙面方程直线 L_m 的信息，其中 θ_m 和 d_m 为方程参数， H 为地图中墙体轮廓直线总数

$$L_{m_i}: [\sin\theta_{m_i} \quad -\cos\theta_{m_i} \quad d_{m_i}] [x \quad y \quad 1]^T = 0, i \in \{1, 2, \dots, H\} \quad (9)$$

借助地图存储的先验方程信息，结合式(7)、式(8)获得的激光相对距离 d_k 即可对机器人所在位置坐标 (x_l, y_l) 的状态方程建立线性约束，推导过程如式(10)、式(11)所示，若检测到单面，则构建一个机器人位置约束方程，若检测到机器人两边墙体，则可利用地图信息构建两个线性约束方程

$$[\sin\theta_{m_i} \quad -\cos\theta_{m_i} \quad d_{m_i}] [x_l \quad y_l \quad 1]^T = d_k \quad (10)$$

$$[\sin\theta_{m_i} \quad -\cos\theta_{m_i}] [x_l \quad y_l]^T = d_k - d_{m_i} \quad (11)$$

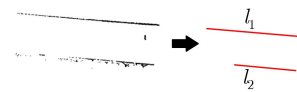
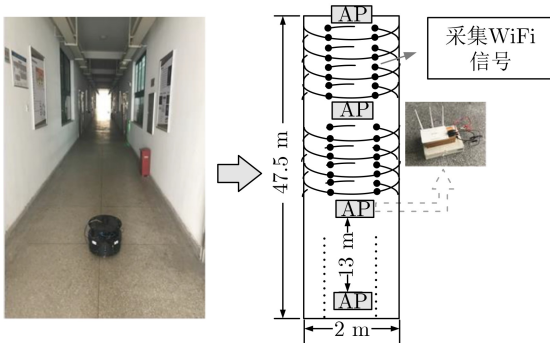


图3 RANSAC检测点云中建筑墙面边缘直线



(a) 场景整体建筑墙体的平面图



(b) EAI机器人及其搭载的2D激光雷达

图4 实验场景及实验设备

可以发现:利用激光雷达获取的相对定位结果,通过地图中存储的信息,可以形成对机器人位置的线性约束条件。在定位过程中,利用激光雷达实时获取机器人距离周围障碍物/墙面的距离,通过地图中存储的墙面位置信息(如墙面在2维地图中对应的直线方程),即可完成对机器人的位置约束。由于激光和地图均具有较高的精度,这种线性约束条件是一种高度可靠的约束,可以极大程度地提高后续定位精度。

2.3 基于卡尔曼滤波的融合定位方法

卡尔曼滤波是一种利用线性状态方程对系统进行递归数据处理的最优估计算法。本文在上述WiFi与激光获取的全局位置坐标与相对位置信息的基础上,结合地图信息,构建一种线性距离约束下的卡尔曼滤波器,将全局位置信息与局部横向距离融合,以实现机器人室内高精度定位。与现有方法中通常将机器人定位坐标点之间的距离作为卡尔曼滤波器输入有所不同,在此,本文引入室内地图信息,来获取点到线的距离作为观测值输入,以此构建的线性卡尔曼滤波器,克服了传统的点与点之间距离的非线性约束。

本文利用机器人当前位置及其 N 个历史位置的轨迹信息来确定卡尔曼滤波器状态 \mathbf{X}_k ,如式(12)所示,其中 \mathbf{x}_{k-n} 为 $k-n$ 时机器人位置信息, $\mathbf{x}_{(k-n)_x}$ 和 $\mathbf{x}_{(k-n)_y}$ 分别为 \mathbf{x}_{k-n} 的横纵坐标,其中 n 为阶数, n 越大模型越精确,但计算复杂度也会越高,在本文算法中, n 设定为1。当利用历史定位信息进行预测时,由于短时间内机器人近似于匀速运动状态,因此可基于匀速运动模型得到式(13)的机器人位置状态关系

$$\mathbf{X}_k = [\mathbf{x}_{k_x} \quad \mathbf{x}_{k_y} \quad \mathbf{x}_{(k-1)_x} \quad \mathbf{x}_{(k-1)_y} \quad \cdots \quad \mathbf{x}_{(k-n)_x} \quad \mathbf{x}_{(k-n)_y}]^T \quad (12)$$

$$\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_{k-1} = \mathbf{x}_{k-1} - \mathbf{x}_{k-2} \quad (13)$$

根据式(12)和式(13),本文可以推导出卡尔曼状态方程及状态转移矩阵 \mathbf{A} 如式(14)所示,其中系统过程噪声满足均值为0的正态分布

$$\mathbf{X}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{k_x} \\ \mathbf{x}_{k_y} \\ \mathbf{x}_{(k-1)_x} \\ \mathbf{x}_{(k-1)_y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{(k-1)_x} \\ \mathbf{x}_{(k-1)_y} \\ \mathbf{x}_{(k-2)_x} \\ \mathbf{x}_{(k-2)_y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{X}_{k-1} \quad (14)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

而卡尔曼滤波的观测值中,WiFi对应的观测矩阵 \mathbf{H}_w 表示为

$$\mathbf{Z}_w = \mathbf{H}_w \mathbf{X}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{k_x} \\ \mathbf{x}_{k_y} \\ \mathbf{x}_{(k-1)_x} \\ \mathbf{x}_{(k-1)_y} \end{bmatrix} \quad (16)$$

另一个观测值 \mathbf{Z}_l 是通过式(11),将激光相对距离信息转换为对机器人位置坐标的线性约束从而构建的坐标方程表达式中推导其观测矩阵 \mathbf{H}_l ,如式(17)所示

$$\mathbf{Z}_l = d_k - d_m = \mathbf{H}_l \mathbf{X}_k = [\sin \theta_m \quad -\cos \theta_m \quad 0 \quad 0] \mathbf{X}_k \quad (17)$$

再关联WiFi全局定位获得的机器人位置坐标信息,利用卡尔曼滤波器建立融合WiFi、激光与室内全局地图的观测值 \mathbf{Z} ,如式(18)所示,其中 \mathbf{H} 为卡尔曼观测矩阵, i 为机器人所处位置扫描到的墙体数量

$$\mathbf{Z} = \mathbf{H} \mathbf{X}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_w \\ \mathbf{H}_l \end{bmatrix} \mathbf{X}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin \theta_{m_1} & -\cos \theta_{m_1} & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{X}_k \quad (18)$$

若激光检测到 i 个墙面轮廓,则可建立 i 个对机器人位置坐标的约束方程,此时观测矩阵 \mathbf{Z} 表示为

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin \theta_{m_1} & -\cos \theta_{m_1} & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \sin \theta_{m_i} & -\cos \theta_{m_i} & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{X}_k \quad (19)$$

通过获得的状态转移方程和观测矩阵 \mathbf{Z} ,利用卡尔曼滤波器将WiFi、激光与地图得到的信息联系起来进行融合,对机器人运动状态实时更新优化,以获取更精确的定位结果。

3 实验结果与分析

实验地点选取了两种不同的典型室内场景,一种为环境较为狭窄,建筑结构信息较少的办公楼区走廊;一种为环境较开阔,面积较大,可提取的墙面轮廓信息较多的教学楼平台。但这两种室内环境均变化较小,重复场景较多,难以提取有效特征点,若采用传统激光或视觉定位则基本失效,而仅

采用WiFi定位时，误差较大且不稳定，这些都对移动机器人适用的工作环境有较大局限。实验分别在这两种场景中对本文算法进行测试与验证，两组实验中，定位的真值均通过场景中外置的高精度3维激光雷达获取。

3.1 办公楼区走廊场景定位实验结果

如图4(a)所示，该实验场景为某办公楼区长度47.5 m的直走廊，场景轮廓信息单一重复，无法提供丰富的结构特征。实验过程中，每隔13 m部署1个AP，利用基于多环状分割地图的指纹采样方法对室内场景进行WiFi数据采集，其中环状指纹采样以3 m为半径，采样点之间间隔为1.5 m。利用采集的数据生成WiFi指纹库，每个采样点均存储对应的WiFi指纹信息，并通过采样点本身的位置坐标实现了WiFi指纹与位置的关联。实验所用机器人为EAI智能机器人平台(Dashgo D1)。机器人搭载扫描频率为5 Hz扫描角度为360°的2维激光雷达(YD-LiDAR G4)进行相对定位。定位过程中WiFi信号由机器人搭载的WiFi接收机采集。其中，WiFi接收机与激光雷达进行离线标定，用以确定两个传感器之间的相对关系。

在移动机器人定位实验过程中，首先利用机

器人搭载的WiFi接收机采集当前WiFi的信息，通过获取最近邻环上的WiFi指纹表征进行匹配，根据指纹表征对应的位置坐标计算得到当前机器人的全局位置信息，完成WiFi指纹全局定位。同时，机器人搭载的激光雷达扫描获取激光点云数据，并利用RANSAC算法计算机器人附近墙体对应的直线方程，通过这些直线方程计算出机器人与墙体的相对定位结果(即横向距离信息)，将相对定位结果与地图相结合，形成了对机器人位置的线性约束条件。这种约束条件与WiFi指纹定位构成了后续卡尔曼滤波融合定位的两种类型的观测值。

本实验独立进行6次算法验证，如图5所示。每次实验中，机器人从不同的起点移动到不同的终点，移动路径长约40 m，每次实验记录50个机器人在不同时刻测试点的定位误差，从表1可以看到，未加权前的WiFi指纹定位算法最大误差达到近5 m，平均误差也有1.57 m，而强度加权的WiFi定位相比较于未加权的WiFi定位平均误差降低了约9.6%，显然，基于强度加权的WiFi指纹定位在没有明显增加计算量的同时更能有效反映真实物理距离。但是仅将单一WiFi定位结果作为卡尔

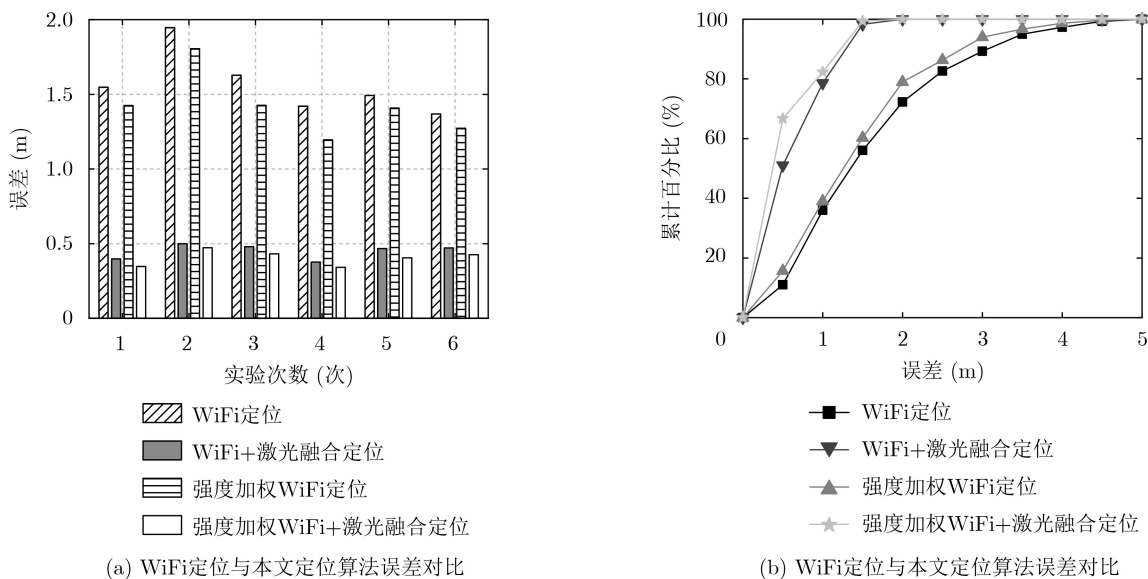


图5 办公区走廊场景下不同定位算法实验结果对比

曼滤波器唯一观测值时，受限于WiFi本身定位误差较大且易跳变的不足，虽抑制了部分WiFi定位的不规律抖动误差，但结果依然不够理想。

而利用本文所提融合算法思想，在该实验场景中，将激光检测到的与左右墙面轮廓之间的相对横向距离，结合室内地图预先存储的信息可对机器人坐标建立2个约束条件，最后得到的定位平均误差

表1 单一WiFi指纹结合卡尔曼滤波前后定位结果对比

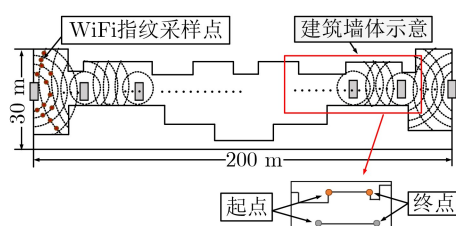
| 算法 | 最大误差(m) | 平均误差(m) |
|----------------|---------|---------|
| WiFi定位 | 4.97 | 1.57 |
| WiFi+卡尔曼定位 | 4.26 | 1.32 |
| 强度加权WiFi定位 | 4.29 | 1.42 |
| 强度加权WiFi+卡尔曼定位 | 3.85 | 1.18 |

为0.40 m, 在基于强度加权的WiFi指纹定位基础上误差还降低了约71.8%, 且误差阈值为0.5 m的数据占66.7%, 小于1 m的定位数据占81%, 极大地提高了单纯利用WiFi指纹定位算法的定位精度与稳定性。

3.2 教学楼平台场景定位实验结果

该场景实验选取某高校教学楼内平台通道作为实验地点, 如图6(a)所示为实验场景整体建筑墙体平面图, 该场景下可提取更多的室内轮廓结构, 在激光探测范围内可为本文提出的机器人室内定位算法提供更多约束条件。其中场景结构信息通过2维地图的方式进行预先存储, 墙体信息在地图中表现

为线段, 在地图存储中通过各线段的起始点与终点获取墙面直线方程参数。在该场景下, 同样每隔13 m部署1个AP, 并以半径3 m, 采样点间距为1.5 m来构建多环状分割地图的环状WiFi指纹表征。实验中采用的机器人为课题组与企业合作开发的“小卒2号”安防机器人平台(如图6(b)所示)。为验证该算法对装载3维激光雷达的平台具备同样的适用性, 该平台装载了1台16线3维激光雷达(Velodyne VLP-16)用于获取室内环境点云, 其中激光雷达采集频率为20 Hz。WiFi信号同样由机器人装载的已完成标定的WiFi接收机进行采集。



(a) 场景整体建筑墙体的平面图与墙体线性表达式 (b) “小卒2号”机器人及其搭载的3D激光雷达

图6 实验场景及实验设备

该场景实验中, 分别选择在早晚人流量不同的时刻, 在该场景进行6次实验验证, 每次机器人行驶路径长约50 m, 对该路径上行驶的机器人选取50个测试点计算位置坐标, 结果如表2和图7所示。

表2 单一WiFi指纹结合卡尔曼滤波前后结果对比

| 算法 | 最大误差(m) | 平均误差(m) |
|----------------|---------|---------|
| WiFi定位 | 9.37 | 2.46 |
| WiFi+卡尔曼定位 | 8.61 | 2.10 |
| 强度加权WiFi定位 | 8.14 | 2.28 |
| 强度加权WiFi+卡尔曼定位 | 7.38 | 1.92 |

可以看到, 在面积较大、人员流动较多的室内环境中, 即使采用基于多环状分割地图的指纹提取的方法可以更好地约束大场景下指纹表征离散型较大的问题, 但仅使用单一WiFi指纹方法定位时, 误差与真值之间的偏差依然明显, 单一WiFi指纹定位平均误差为2.46 m, 仅有36.3%的情况可以控制误差在1.5 m以内。而在考虑WiFi信号强度加权后, 平均误差虽有所降低, 但依然难以满足室内定位需求。而采用本文的融合算法, 得到的计算结果则与真值更为贴近, 平均误差为0.45 m, 其中定位误差阈值在0.5 m内的占62.7%, 平均误差在1 m以内的占92.0%。相比较于在3.1节实验中的场景轮

廓结构单一的环境, 在能够提取较多建筑结构信息的室内环境建立约束条件的情况下, 本文的融合算法对单一WiFi指纹定位算法优化程度更高, 误差降低了81.7%, 更有效地提高了室内定位的精度。

同时, 从实验结果中可以看出, 当WiFi定位误差较小时, 本文提出的算法定位误差也随之降低, 若采用更精确的传感器定位方法提供更精确的初值, 结合本文融合算法思想, 可以得到更优的定位结果。为验证本文融合算法思想对定位精度提高的有效性、可扩展性及应用于室内机器人快速实时定位的可行性, 将本文提出的算法运用到公开文献算法中进行多次实验比较定位结果, 并统计算法耗时, 结果如表3所示。

文献[14]中结合WiFi信号强度圆重叠性质与对数衰减模型, 对3边测量距离重新加权分配以进行定位, 文献[15]在指纹定位基础上生成等强度轮廓线进行3边测量提高定位精度。可以看出文献[4]、文献[13]和文献[14,15]中提出的WiFi指纹定位算法在集成本文提出的融合方法后, 定位精度明显改善, 平均误差分别降低了78.3%, 76.7%, 73.7%和78.7%。证明本文所提算法在没有显著增加定位耗时的情况下, 可以有效结合不同算法(WiFi或蓝牙等)提供的初定位, 通过融合激光获得的厘米级横向距离与地图约束信息, 极大地优化定位精度, 降

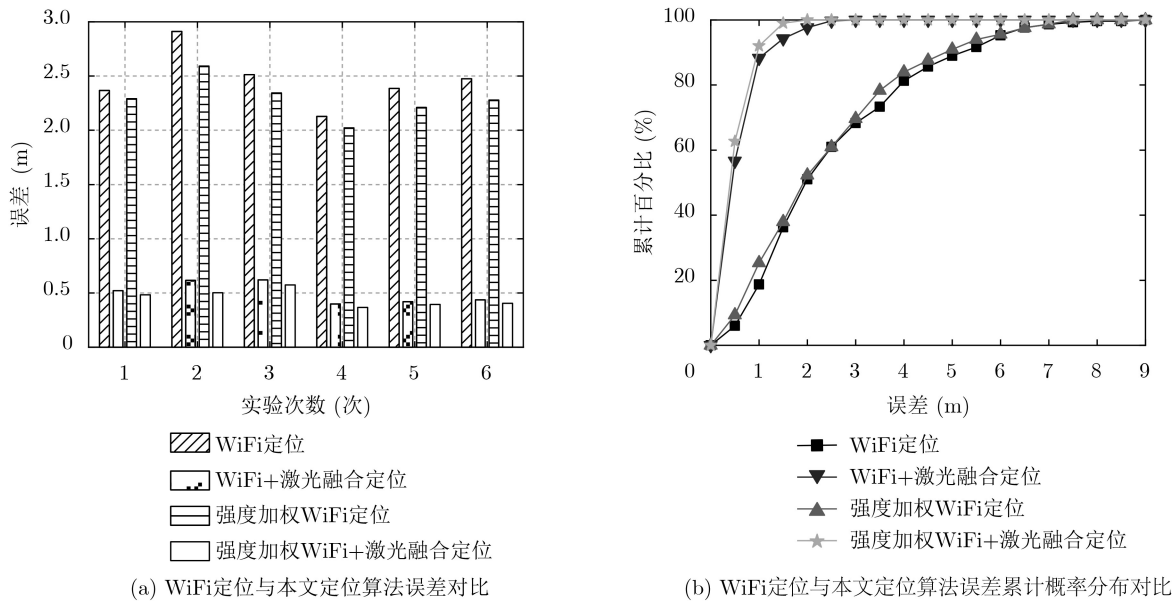


图7 教学楼平台场景下不同定位算法实验结果对比

表3 不同定位算法融合前后误差与耗时结果对比

| 算法 | 定位耗时(s) | 平均定位误差(m) |
|---------------|---------|-----------|
| 文献[4] | 0.08 | 1.52 |
| 文献[4]+本文融合算法 | 0.09 | 0.33 |
| 文献[13] | 0.11 | 3.09 |
| 文献[13]+本文融合算法 | 0.13 | 0.72 |
| 文献[14] | 0.10 | 2.55 |
| 文献[14]+本文融合算法 | 0.11 | 0.67 |
| 文献[15] | 0.12 | 3.94 |
| 文献[15]+本文融合算法 | 0.14 | 0.84 |

低误差。且由于激光雷达本身测距精度高，在人员流通较多情况下也能提供较高精度的相对定位信息，弥补了其他提供初始全局定位的算法的不足，增强了系统在不同室内环境下的鲁棒性。

4 结论

利用室内环境建筑固定易于构建获得地图信息的优势，本文提出一种基于卡尔曼滤波融合WiFi、激光与地图的机器人室内定位算法，在基于多环状分割地图下的信号衰减模型的强度加权WiFi指纹匹配算法获取的全局定位坐标下，通过机器人所载激光雷达提供的精确相对定位(如横向偏离)与室内地图结构信息结合，建立机器人位置的线性约束，并利用卡尔曼滤波将其与WiFi指纹定位结果进行融合优化从而获得机器人在室内的位置坐标。实地测试并与其他算法对比结果表明，在保证机器人满足实时定位的需求下，该融合算法在各个室内场景实验中均保持了良好的定位精度，与单一WiFi定位相比较，定位平均误差降低70%~80%，且在建

筑轮廓可提取并建立更多约束方程的情况下，本文算法可进一步降低定位误差。相比较于其他传统算法，该方法拥有更好的室内定位性能及鲁棒性，同时，结合室内地图信息，利用对机器人位置的独特约束，该方法还可融合其他不同定位算法，同样可以有效提高相应的定位精度。

参考文献

[1] 胡久松, 刘宏立, 肖郭璇, 等. 应用于WiFi室内定位的自适应仿射传播聚类算法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(12): 2889-2895. doi: 10.11999/JEIT180186.

HU Jiusong, LIU Hongli, XIAO Guoxuan, et al. Adaptive affine propagation clustering algorithm for WiFi indoor positioning[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(12): 2889-2895. doi: 10.11999/JEIT180186.

[2] 刘国忠, 胡钊政. 基于SURF和ORB全局特征的快速闭环检测[J]. 机器人, 2017, 39(1): 36-45. doi: 10.13973/j.cnki.robot.2017.0036.

LIU Guozhong and HU Zhaozheng. Fast loop closure detection based on holistic features from SURF and ORB[J]. *Robot*, 2017, 39(1): 36-45. doi: 10.13973/j.cnki.robot.2017.0036.

[3] WANG Yunting, PENG Chaochung, RAVANKAR A A, et al. A single LiDAR-based feature fusion indoor localization algorithm[J]. *Sensors (Basel)*, 2018, 18(4): 1294. doi: 10.3390/s18041294.

[4] 刘文远, 刘慧香, 温丽云, 等. 轻量扩展的射频指纹地图构造方法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(2): 306-313. doi: 10.11999/JEIT170338.

LIU Wenyuan, LIU Huixiang, WEN Liyun, et al. A scalable

- lightweight radio fingerprint map construction method[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(2): 306–313. doi: [10.11999/JEIT170338](https://doi.org/10.11999/JEIT170338).
- [5] LUO Juan, YIN Xixi, ZHENG Yanliu, *et al.* Secure indoor localization based on extracting trusted fingerprint[J]. *Sensors (Basel)*, 2018, 18(2): 469. doi: [10.3390/s18020469](https://doi.org/10.3390/s18020469).
- [6] LEU J S, YU M C, and TZENG H J. Improving indoor positioning precision by using received signal strength fingerprint and footprint based on weighted ambient Wi-Fi signals[J]. *Computer Networks*, 2015, 91: 329–340. doi: [10.1016/j.comnet.2015.08.032](https://doi.org/10.1016/j.comnet.2015.08.032).
- [7] 黄刚, 胡钊政, 蔡浩, 等. 基于Wi-Fi指纹的智能手机室内定位方法[J]. *自动化学报*, 2020, 46(2): 320–331. doi: [10.16383/j.aas.2018.c170189](https://doi.org/10.16383/j.aas.2018.c170189).
HUANG Gang, HU Zhaozheng, CAI Hao, *et al.* Smartphone-based accurate indoor positioning from Wi-Fi fingerprints[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(2): 320–331. doi: [10.16383/j.aas.2018.c170189](https://doi.org/10.16383/j.aas.2018.c170189).
- [8] CHEN Jiayu, CHEN Hainan, and LUO Xiaowei. Collecting building occupancy data of high resolution based on WiFi and BLE network[J]. *Automation in Construction*, 2019, 102: 183–194. doi: [10.1016/j.autcon.2019.02.016](https://doi.org/10.1016/j.autcon.2019.02.016).
- [9] LI Zengke, ZHAO Long, QIN Changbiao, *et al.* WiFi/PDR integrated navigation with robustly constrained Kalman filter[J]. *Measurement Science and Technology*, 2020, 31(8): 084002. doi: [10.1088/1361-6501/ab87ea](https://doi.org/10.1088/1361-6501/ab87ea).
- [10] RUSINKIEWICZ S and LEVOY M. Efficient variants of the ICP algorithm[C]. *The 3rd International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, Quebec, Canada, 2001: 145–152. doi: [10.1109/IM.2001.924423](https://doi.org/10.1109/IM.2001.924423).
- [11] ZHANG Ji and SINGH S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time[C]. *Robotics: Science and Systems Conference*, Berkeley, USA, 2014: 1–10. doi: [10.15607/RSS.2014.X.007](https://doi.org/10.15607/RSS.2014.X.007).
- [12] SHAN Tixiao and ENGLLOT B. LeGO-LOAM: Lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain[C]. *2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Madrid, Spain, 2018: 4758–4765. doi: [10.1109/IROS.2018.8594299](https://doi.org/10.1109/IROS.2018.8594299).
- [13] XUE Weixing, HUA Xianghong, LI Qingquan, *et al.* A new weighted algorithm based on the uneven spatial resolution of RSSI for indoor localization[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 26588–26595. doi: [10.1109/ACCESS.2018.2837018](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2837018).
- [14] SUNDAR D, SENDIL S, SUBRAMANIAN V, *et al.* WALE: A weighted adaptive location estimation algorithm[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2019, 10(7): 2621–2632. doi: [10.1007/s12652-018-0940-y](https://doi.org/10.1007/s12652-018-0940-y).
- [15] HE Suining and CHAN S H G. INTRI: Contour-based trilateration for indoor fingerprint-based localization[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2017, 16(6): 1676–1690. doi: [10.1109/TMC.2016.2604810](https://doi.org/10.1109/TMC.2016.2604810).
- 胡钊政: 男, 1979年生, 教授, 研究方向为3D计算机视觉理论与应用、智能车路系统、视觉与激光SLAM定位等。
刘佳蕙: 女, 1997年生, 硕士生, 研究方向为激光SLAM定位、机器人定位、多传感器融合等。
黄刚: 男, 1989年生, 博士, 研究方向为计算机视觉, 室内/室外定位等。
陶倩文: 女, 1994年生, 博士生, 研究方向为3维计算机视觉, 室内定位与车辆定位等。

责任编辑: 余蓉